

# PET/CT 图像分割及其发展现状

方玲玲<sup>1</sup>, 邱天爽<sup>2</sup>, 潘晓航<sup>1</sup>, 乔明泽<sup>1</sup>

(1. 辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 辽宁大连 116029; 2. 大连理工大学电子信息与电气工程学部, 辽宁大连 116023)

**摘要:** 随着精准医疗技术的快速进步, PET/CT 图像中病灶区域分割已在医疗计划制定中显现出重要作用. PET/CT 将 PET (功能代谢显像) 和 CT (解剖结构显像) 两种先进的影像技术有机地结合在一起, 是影像诊断学的一个重要进展. 结合当前分割方法, 本文详细介绍了 PET/CT 成像原理以及 PET/CT 图像的特点, 对分割方法进行分类, 深入分析各种方法的现状及其在肿瘤学中的应用. 最后, 进一步阐述了 PET/CT 图像分割技术的核心问题和发展趋势.

**关键词:** 精准医疗; PET/CT 图像; 分割方法; 临床应用

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)10-2504-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.10.026

## Research on PET/CT Image Segmentation and Its Development

FANG Ling-ling<sup>1</sup>, QIU Tian-shuang<sup>2</sup>, PAN Xiao-hang<sup>1</sup>, QIAO Ming-ze<sup>1</sup>

(1. College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian, Liaoning 116029, China;

2. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116023, China)

**Abstract:** With the rapid progress of precision medical technology, the segmentation of lesion regions in PET/CT images has played an important role in the development of medical plans. PET/CT combines two advanced imaging technologies organically: PET (functional metabolic imaging) and CT (anatomical structure imaging), which is an important progress in image diagnostics. Combined with the segmentation methods, this paper describes the characteristics of PET/CT images, the analysis of the current methods and the clinical application. Finally, the paper elaborates the development trend of PET/CT image segmentation technology.

**Key words:** precision medical; PET/CT image; segmentation method; clinical application

## 1 引言

美国医学界于 2011 年首次提出“精准医疗”方案<sup>[1]</sup>, 该方案结合人类对疾病机制的认知以及相关的医学数据信息技术, 对疾病进行精准的分类及诊断, 是一种因人因病而异、愈加精准的医疗方式. 针对肿瘤的“精准医疗”, 医院应用较先进和有效的医学图像包括计算机断层扫描成像 (Computed Tomography, CT) 和正电子发射断层成像 (Positron Emission Tomography, PET).

CT 成像技术<sup>[2]</sup>利用 X 射线对人体待检查部位进行扫描, 经光电转换器转变为电信号, 再经模拟/数字转换器转为数字信号, 如图 1<sup>[2]</sup>所示. PET 成像技术<sup>[3]</sup>利

用示踪剂来鉴别病变区域的恶性程度, 一般通过标准摄取值 (Standard Uptake Value, SUV) 进行衡量, 如图 2<sup>[3]</sup>所示. PET/CT 将 PET 和 CT 两种成像技术联合在一起, 通过计算机断层显像显示人体器官的生理代谢, 可以用来确定病变区域的精确位置, 判断病灶的良恶性, 能早期、快速、准确、全面发现病灶<sup>[4-8]</sup>.

## 2 PET/CT 医学成像方式的临床应用特点

随着医学影像和计算机辅助诊断技术的发展, PET/CT 图像成为一种全新的医学解剖功能影像. 在诊断肿瘤等疾病时, 影像科医生可以利用 PET/CT 图像的特点在肿瘤早期尚未产生解剖结构变化前, 发现隐匿的微小病灶.

收稿日期: 2017-09-07; 修回日期: 2017-12-28; 责任编辑: 李勇锋

基金项目: 中国博士后科学基金 (No. 2017M621130); 国家自然科学基金 (No. 61172108, No. 61139001, No. 81241059, No. 61671105, No. 41671439)

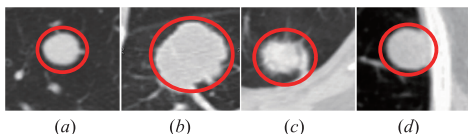


图1 不同类型的CT图像(其中病灶区域用红色框出)。(a)边界清晰的病灶区域;(b)与血管粘连的病灶区域;(c)包含尾结节的病灶区域;(d)与正常组织相连的病灶区域。

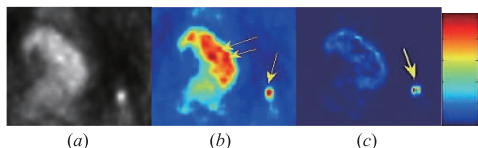
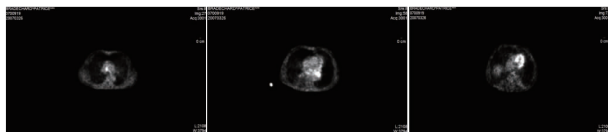


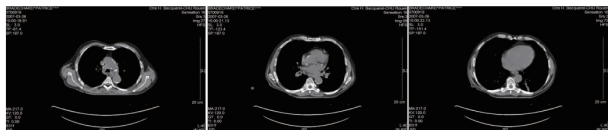
图2 结合SUV的PET图像分析。(a)注射SUV的PET灰度图像;(b)基于伪彩色的PET图像;(c)包含对比度信息的PET图像。红蓝颜色条分别对应于SUV的最大值和最小值

### 2.1 PET 图像的临床应用特点

PET 是一种基于细胞学的分子成像技术,该技术利用肿瘤示踪剂,分别从横断面、冠状面和矢状面全方位对人体进行断层显像,通过器官组织新陈代谢状况及时显现治疗反应的动态变化,具有较高的特异性和灵敏度,相比于其它医学图像,PET 图像对病变区域尤其是恶性肿瘤组织具有较强的空间分辨能力,但由于PET 技术本身特点及图像重建的影响,PET 图像分辨率和对比度不高、图像伪影严重,存在部分容积效应和光晕效应,如图 3(a)所示。上述问题均会引起图像不均匀和失真现象,导致实际病灶位置与边界可能存在较大误差,从而严重影响诊疗过程中的精确性和准确度。



(a) PET 图像:存在肿瘤与正常组织混叠的现象



(b) CT 图像:存在病变区域不显示明显的边界

图3 PET/CT图像肺癌病灶描述(图像数据来源:大连医科大学附属二院)

### 2.2 CT 图像的临床应用特点

CT 成像利用人体不同组织对 X 射线的吸收能力不同,得到病灶以及周边的结构信息,由于 CT 设备采集图像时间短,受外界因素影响较小,定位图像一般不发生畸变,接近肿瘤的实际形状,是目前应用较广泛的一种技术<sup>[9]</sup>。尽管 CT 图像能够较好地反映器官组织解剖,精确定位病灶,展现病灶形态,但是在有病灶浸润的组织与正常组织的密度无明显差别时,给病灶位置及边界的判断带来一定难度,如图 3(b)所示。此外,CT 图

像可对 PET 图像进行衰减校正,提高 PET 图像的分辨率。PET 和 CT 两种成像技术的优缺点对比如表 1 所示。

表 1 CT 与 PET 图像优缺点对比

图像	优点	缺点
CT	具有较高的图像密度分辨率,解剖形态结构信息清晰,成像速度快,器官的运动伪影较小	辐射剂量大,不能在早期检出病变,对病灶信息的显示较差
PET	灵敏度较高,能观察到脏器功能动态变化,对细胞代谢比较敏感,可以在早期检出病变	空间分辨率较低,图像解剖结构不清楚,定位较模糊

### 2.3 PET/CT 图像的临床应用特点

将 PET 图像和 CT 图像结合,既可以提供病人病灶以及周边更多信息,又可使得不同的图像信息存在一定的互补性。其中,CT 图像可以对 PET 图像进行衰减校正,解决 PET 图像解剖结构不清楚的缺陷,同时还可以对反映器官的生理、代谢和功能特点的 PET 图像进行定位分析;而 PET 图像的定性和定量分析,可提供有价值的功能和代谢方面的信息。

PET/CT 成像原理如图 4 所示,首先通过病人床上运动进行 CT 和 PET 扫描,得到 CT 图像和 PET 图像。PET 图像经过辐射投影、衰减校正等操作得到重建后的图像,其中衰减校正可采用比例缩放法、分割算法或上述二者相结合的方法进行操作。而 CT 图像则需要通过下采样、值转换以及分辨率匹配等操作得到校验后的图像。最后,进行 PET 图像和 CT 图像的融合操作,具体方式有两种:PET/CT 一体机融合、PET/CT 异机融合。两种方法首先都需要对图像进行配准,在不同空间位置或解剖位置点设计某种空间变换,方便医生在同一个公共坐标系里准确判别病灶,有利于临床治疗。

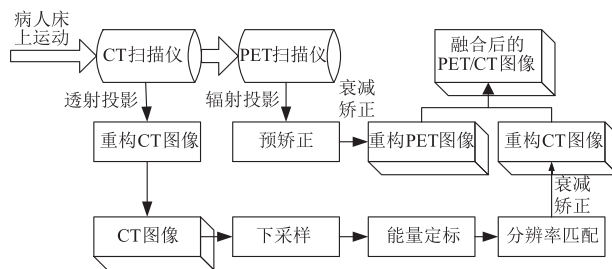


图4 PET/CT成像原理图

## 3 分割方法的分类以及现状分析

尽管 PET/CT 联合图像已在肿瘤“精准医疗”计划制定与修正中显现出重要作用,但受病患生理、体位运动及采集系统等因素影响获得的 PET/CT 图像质量不高<sup>[10]</sup>。另外,根据影像科医生介绍,目前的临床治疗实施系统中,仍通过手工操作分割出病人的病灶和周边

组织这在一定程度上限制了 PET/CT 在肿瘤放疗中的应用,进而会影响临床医生的“精准医疗”<sup>[11,12]</sup>. 医学图像肿瘤分割是进行肺癌病灶区域辨别及勾画的重要步骤,也是肿瘤精准医疗的基础和关键. 随着现代计算机技术和医学影像技术的不断进步,针对医学图像的癌变区域分割已经取得了巨大进步.

### 3.1 基于统计的分割方法

目前,较经典的 PET/CT 图像的肿瘤检测方法是采用阈值技术,如自适应阈值技术<sup>[4,5]</sup>,迭代阈值技术<sup>[8]</sup>等. 大多数基于阈值的分割方法中均选用 SUV 最大值的 50% 或较其更低的值<sup>[13]</sup>作为病变区域,如图 5 所示.

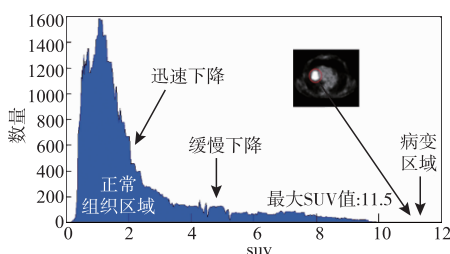


图5 基于阈值的分割方法

该类方法较简单,但其对肿瘤异质性和运动伪影非常敏感,阈值选择不当,可能造成肿瘤和周围组织强度之间的相互重叠,或出现对肿瘤区域估计不足、估计过高等问题. 与阈值技术类似,模糊 C 均值<sup>[14-16]</sup>方法采用模糊方式描述边界信息. 在事先确定的目标区域辅助下,此类方法可描绘出类圆形显像剂高吸收区,但仅限于分割较大的简单结节,其分割复杂结节的准确性、稳健性和重复性仍需进一步考证. 近年来,基于马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 的方法<sup>[17,18]</sup>在 PET/CT 联合分割中也得到了较多关注,使病变区域分割的准确度、稳健性和重复性不断提高. 尽管如此,仍有部分难题尚未解决.

小结:

除上述外,基于统计的方法还有区域增长<sup>[19]</sup>、基于图像边界信息<sup>[20,21]</sup>、纹理信息<sup>[22]</sup>以及上下文信息<sup>[23]</sup>等. 基于统计的分割方法计算简单,适用于分割较小的结构. 然而,若病灶与正常组织区域没有明显的差异或者各区域有较大的重叠时,基于统计的方法很难获得准确的分割结果,这时,需要考虑将此方法与其它分割方法相结合,对 PET/CT 图像进行综合处理,既可以充分发挥基于统计分割方法简单有效的优点,又可防止 PET/CT 图像噪声边界和病灶区域分割对象内部出现空洞的现象.

### 3.2 基于图的分割方法

基于图的分割方法首先将待分割图像建模为一个无向图,图中的每个节点对应于图像的像素点;接下来,

利用图论中的相关理论,将节点之间利用代价函数相关联;最后,采用最大流最小割理论对所构造的代价函数进行求解. 考虑到人体组织具有一定的解剖结构规律,宏观上具有一致性,将含有代价函数的节点信息与待分割图像对齐,就可以得到分割结果. 在保证分割精度的情况下,代价函数的构造以及求解是基于图的分割方法的关键. 目前出现的文献中大部分方法均利用 PET 图像勾划出大概的肿瘤区域,将其映射于 CT 图像上,同时采用随机游走算法对图像进行分割<sup>[24-31]</sup>.

小结:

基于图的图像分割方法一般需要人工参与,对医生有较高的经验和技术要求. 由于医生提供的待分割区域先验模型较充分,基于图的分割方法能够较准确地提取出对象区域. 然而,很多实际的医学图像无法提供目标先验,或很难获取目标先验,特别是在图像数据规模较大的情况下.

### 3.3 基于活动轮廓模型的分割方法

基于活动轮廓模型 (Active Contour Model, ACM)<sup>[32-35]</sup>的图像分割算法对于 PET/CT 图像中病灶区域分割具有较好的效果和较强的抗噪声性能. 该方法首先初始化一个演化曲线,同时赋予该曲线一目标函数(能量泛函);然后利用能量泛函的极值理论进行曲线的演化,最终使得演化曲线收敛于目标边界位置. 基于 ACM 的方法适用于复杂的医学图像,目前应用较广.

小结:

ACM 是经典的图像分割方法,较成功地应用于如前列腺肿瘤等病灶形状有明显统计规律的 PET/CT 医学图像分割过程中. 然而,多数种类的病灶区域往往对周围正常组织存在侵蚀、压迫等情况. 另外,由于病灶区域产生的具体位置和生长方向具有病理上的不确定性,病灶形状差异较大,无明显统计规律,这些问题均会不同程度地影响 ACM 的分割性能.

### 3.4 基于学习的分割方法

针对复杂 PET/CT 医学图像中出现的问题,基于学习的分割方法在进行肿瘤分割方面优于其它技术,尤其是针对海量医学图像库的处理. 基于学习的分割方法主要包括浅层和深层两种学习方法. 其中,基于浅层的学习方法主要通过采集图像的正负样本的相关特征来训练分类器,依靠分类器输出的概率来判断新样本的标签.

小结:

深度学习方法具有较强的表达能力和学习能力,尤其擅长提取医学图像中复杂的全局特征以及图像之间的共同表达. 然而,深度学习需要参数训练,可能会出现过拟合问题. 目前出现的应用多会将其作为黑

盒子,并没有充分利用 PET/CT 图像的特征以及相关理论。

#### 4 研究现状的具体应用情况以及存在的核心问题

结合已有分割方法,我们对目前已出现的 PET/CT 医学图像分割的具体临床应用进行总结,参见表 2 所示。(文章篇幅所限,此部分列出的有些方法并未完全在第三节予以详述,感兴趣读者可针对图 2 中特征和分

割方法统计结果做进一步研究。)

对 PET/CT 图像中病变区域的理解,主要通过对该图像的特征进行提取和描述,寻求内在的关联。实际上,最理想的特征是根据专家手工分割的经验处理过程,提取出最能代表心中所想特征,而不是仅依靠图像所表现出来的特征,但人眼处理过程错综复杂,病变区域表现形态千变万化,很难找到一种特征适合所有的病变区域。因此,在进行病变区域分割过程中需综合考虑上述特征。

表 2 针对不同病变区域的组织病理学检测的 PET/CT 分割方法类型

病变区域位置		针对病理的 PET/CT 分割方法	
肺部		阈值方法[4,5,8,13,44~46]	上下文信息统计[5,23]
		模糊理论[14,15,46]	随机游走方法[24~27]
		MRF[18]	图切方法[28,29,31,55,57]
		区域增长[19]	活动轮廓模型[34,36,37,46]
		梯度[21,44]	浅层学习[39]
		灰度信息统计[22,58]	深度学习[42,43]
头部和颈部		阈值方法[44~46]	上下文信息统计[30]
		模糊理论[16,46]	图切方法[30]
		MRF[17]	活动轮廓模型[34,46]
		梯度[44]	浅层学习[38]
非小细胞肺癌		阈值方法[47~50,56]	活动轮廓模型[34,35,41]
		模糊理论[40]	深度学习[51]
		梯度[20]	
其它	子宫颈癌	阈值方法[52]	活动轮廓模型[35]
	结肠,直肠和乙状结肠癌	阈值方法[44,53,54]	梯度[44]

#### 5 结束语

在进行 PET/CT 医学图像分割方法的设计过程中,我们需要充分考虑到病灶区域和周边正常组织的差异性特征;在构建基于 PET/CT 图像的分割模型过程中,包括特征的学习、分割模型的参数选择以及训练等诸多问题均有待进一步地解决。

针对上述问题,我们需要通过合适的策略充分利用 PET/CT 图像中有效特征,提取描述一个尽可能覆盖病变区域的特征集。该特征集不仅要考虑到病灶区域特征之间一致性描述,而且考虑其与周边正常组织特征差异性约束,有效避免有价值信息丢失以及周边正常组织区域的干扰,为分割提供模型设计与理论分析的基础。

在构建分割模型时,我们需要考虑学习模型参数的优化方法,如采用学习的机制对分割模型进行训练优化。基于学习的分割模型能够提供更具高层特征的目标信息,有利于解决分割中特征自适应学习的难题,提升分割模型的适用范围,更有效、更精确地实现病灶区域的分割,增强算法的实用性。

尽管大部分分割算法都可以通过适当的转换迁移到处理医学图像的实际应用中,但至今没有关于 PET/CT 医学图像分割的完整理论以及通用的分割方法,只能根据已有数据的实际情况,在分割的关键指标如精度、效率等方面做出合理的权衡。

#### 参考文献

- [1] National Research Council (US) Committee on a framework for developing a new taxonomy of disease. Toward precision medicine: building a knowledge network for biomedical research and a new taxonomy of disease[R]. National Academies Press (US), 2011.
- [2] Dhara A K, Mukhopadhyay S, Khandelwal N. Computer-aided detection and analysis of pulmonary nodule from CT images: a survey[J]. IETE Technical Review, 2012, 29(4): 265-275.
- [3] Ballangan C, Wang X, Fulham M, et al. Automated delineation of lung tumors in PET images based on monotonicity and a tumor-customized criterion[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2011, 15(5): 691

- 702.
- [4] Fried D, Zhang L, Fave X, et al. MO-DE-207B-10: Impact of morphologic characteristics on radiomics features from contrast-enhanced CT for primary lung tumors[J]. *Medical Physics*, 2016, 43(6): 3706 - 3706.
- [5] Daouk J, Bailly P, Bouzerar R, et al. Effect of tomographic operator inaccuracies and respiratory motion on PET/CT lung nodule images smearing[J]. *Nuclear Medicine Communications*, 2017, 38(2): 178 - 184.
- [6] Nermina B, Amera S, Renata M, et al. Advantages of combined PET-CT in mediastinal staging in patients with non-small cell lung carcinoma[J]. *Acta Informatica Medica*, 2016, 24(2): 99 - 102.
- [7] Zheng X, Tian G, Huang S C, et al. A hybrid clustering method for ROI delineation in small animal dynamic PET images: application to the automatic estimation of FDG input functions[J]. *IEEE Engineering in Medicine & Biology Society*, 2011, 15(2): 195 - 205.
- [8] Zsoter N, Bandi P, Szabo G, et al. PET-CT based automated lung nodule detection[A]. *IEEE Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*[C]. IEEE, 2012. 4974 - 4977.
- [9] Mharib A M, Ramli A R, Mashohor S, et al. Survey on liver CT image segmentation methods[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2012, 37(2): 83 - 95.
- [10] Sharifi M, Yousefnia H, Bahramisamani A, et al. Optimized production, quality control, biological evaluation and PET/CT imaging of  $^{68}\text{Ga}$ -PSMA-617 in breast adenocarcinoma model[J]. *Radio Chimica Acta*, 2017, 105(5): 399 - 407.
- [11] Karki K, Hugo G, Saraiya S, et al. TU-H-CAMPUS-JeP2-02: Interobserver variability of CT, PET-CT and MRI based primary tumor delineation for lung cancer[J]. *Medical Physics*, 2016, 43(6): 3782 - 3782.
- [12] Hines J P, Howard B E, Hoxworth J M, et al. Positive and negative predictive value of PET-CT in skull base lesions: case series and systematic literature review[J]. *J Neurol Surg Rep*, 2016, 77(01): 39 - 45.
- [13] Biehl K J, Kong F M, Dehdashti F, et al.  $^{18}\text{F}$ -FDG PET definition of gross tumor volume for radiotherapy of non-small cell lung cancer: is a single standardized uptake value threshold approach appropriate? [J]. *Journal of Nuclear Medicine*, 2006, 47(11): 1808 - 1812.
- [14] Belhassen S, Zaidi H. A novel fuzzy C-means algorithm for unsupervised heterogeneous tumor quantification in PET[J]. *Medical Physics*, 2010, 37(3): 1309 - 1324.
- [15] Mu W, Chen Z, Shen W, et al. A segmentation algorithm for quantitative analysis of heterogeneous tumors of the cervix with  $^{18}\text{F}$ -FDG PET/CT[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, 62(10): 2465 - 2479.
- [16] Xu Z, Bagci U, Udupa J K, et al. Fuzzy connectedness image co-segmentation for hybrid PET/MRI and PET/CT scans. *Computational Methods for Molecular Imaging* [M]. Springer International Publishing, 2015. 15 - 24.
- [17] Han D, Bayouth J, Song Q, et al. Globally optimal tumor segmentation in PET-CT images: a graph-based co-segmentation method[A]. *Information Processing in Medical Imaging*[C]. Springer, 2011. 245 - 256.
- [18] Guo Y, Feng Y, Sun J, et al. Automatic lung tumor segmentation on PET/CT images using fuzzy Markov random field model[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2014, 1: 171 - 188.
- [19] Hussein S, Green A, Watane A, et al. Automatic segmentation and quantification of white and brown adipose tissues from PET/CT scans[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(3): 734 - 744.
- [20] Wanet M, Lee J A, Weynand B, et al. Gradient-based delineation of the primary GTV on FDG-PET in non-small cell lung cancer: a comparison with threshold-based approaches, CT and surgical specimens[J]. *Journal of the European Society for Therapeutic Radiology & Oncology*, 2011, 98(1): 117 - 125.
- [21] Jin Z, Arimura H, Shioyama Y, et al. Computer-assisted delineation of lung tumor regions in treatment planning CT images with PET/CT image sets based on an optimum contour selection method[J]. *Journal of Radiation Research*, 2014, 55(6): 1153 - 62.
- [22] Hatt M, Tixier F, Pierce L, et al. Characterization of PET/CT images using texture analysis: the past, the present and future[J]. *European Journal of Nuclear Medicine Molecular Imaging*, 2017, 44(1): 1 - 15.
- [23] Jung Y H, Kim J, Feng D, et al. Occlusion and slice-based volume rendering augmentation for PET-CT [J]. *IEEE Journal of Biomedical & Health Informatics*, 2016, 21(4): 1005 - 1014.
- [24] Bagci U, Udupa J K, Yao J, et al. Co-segmentation of functional and anatomical images [J]. *Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention*, 2012, 15(3): 459 - 467.
- [25] Yu K, Chen X, Zhu W, et al. A novel 3D graph cut based co-segmentation of lung tumor on PET-CT images with gaussian mixture models [A]. *SPIE Medical Imaging* [C]. SPIE, 2016. 1 - 7.
- [26] Cremonesi M, Gilardi L, Ferrari M E, et al. Role of interim  $^{18}\text{F}$ -FDG-PET/CT for the early prediction of clinical outcomes of non-small cell lung cancer (NSCLC) during radiotherapy or chemo-radiotherapy. A systematic review [J]. *European Journal of Nuclear Medicine & Molecular*

- Imaging, 2017, 44(11):1915–1927.
- [27] Cui H, Wang X, Feng D. Automated localization and segmentation of lung tumor from PET-CT thorax volumes based on image feature analysis [A]. IEEE Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society [C]. IEEE, 2012. 5384–5387.
- [28] Bagci U, Udupa J K, Mendhiratta N, et al. Joint segmentation of anatomical and functional images; applications in quantification of lesions from PET, PET-CT, MRI-PET, and MRI-PET-CT images [J]. Medical Image Analysis, 2013, 17(8):929–945.
- [29] Ju W, Xiang D, Zhang B, et al. Random walk and graph cut for co-segmentation of lung tumor on PET-CT images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12):5854–5867.
- [30] Song Q, Bai J, Han D, et al. Optimal co-segmentation of tumor in PET-CT images with context information [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(9):1685–1697.
- [31] Hu Y C, Grossberg M, Mageras G. Tumor segmentation with multi-modality image in conditional random field framework with logistic regression models [A]. IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [C]. IEEE, 2014. 6450–6454.
- [32] Lecca M, Messelodi S, Serapioni R P. A new region-based active contour model for object segmentation [J]. Journal of Mathematical Imaging & Vision, 2015, 53(2):233–249.
- [33] 王相海, 方玲玲. 活动轮廓模型的图像分割方法综述 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 8:751–760.  
WANG Xiang-hai, FANG Ling-ling. Overview of image segmentation methods of active contour model [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 8:751–760. (in Chinese)
- [34] Markel D, Zaidi H, El N I. Novel multimodality segmentation using level sets and Jensen-ryeni divergence [J]. Medical Physics, 2013, 40(12):1–15.
- [35] El N I, Yang D, Apte A, et al. Concurrent multimodality image segmentation by active contours for radiotherapy treatment planning [J]. Medical Physics, 2007, 34(12):4738–4749.
- [36] Qiang Y, Zhang X, Ji G, et al. Automated lung nodule segmentation using an active contour model based on PET/CT images [J]. Journal of Computational & Theoretical Nanoscience, 2015, 12(8):1972–1976.
- [37] Derraz F, Pinti A, Peyrodie L, et al. Joint variational segmentation of CT/PET data using non-local active contours and belief functions [J]. Pattern Recognition & Image Analysis, 2015, 25(3):407–412.
- [38] Yu H, Caldwell C, Mah K, et al. Coregistered FDG PET/CT-based textural characterization of head and neck cancer for radiation treatment planning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(3):374–383.
- [39] Markel D, Caldwell C, Alasti H, et al. Automatic segmentation of lung carcinoma using 3D texture features in 18-FDG PET/CT [J]. International Journal of Molecular Imaging, 2013, 11:1–13.
- [40] Lee J G, Jun S, Cho Y W, et al. Deep learning in medical imaging: general overview [J]. Korean Journal of Radiology, 2017, 18(4):570–584.
- [41] Greenspan H, van Ginneken B, Summers R M. Guest editorial deep learning in medical imaging: overview and future promise of an exciting new technique [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(5):1153–1159.
- [42] Enlitic technology detected lung cancer nodules in chest CT images [ON]. <http://www.enlitic.com/science.html#deep-learning>, 2015.
- [43] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [A]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention [C]. Springer, 2015:234–241.
- [44] Sridhar P, Mercier G, Tan J, et al. FDG PET metabolic tumor volume segmentation and pathologic volume of primary human solid tumors [J]. American Journal of Roentgenology, 2014, 202(5):1114–1119.
- [45] Schinagl D A, Span P N, van den Hoogen F J, et al. Pathology-based validation of FDG PET segmentation tools for volume assessment of lymph node metastases from head and neck cancer [J]. European Journal of Nuclear Medicine & Molecular Imaging, 2013, 40(12):1828–1835.
- [46] Zaidi H, et al. Comparative methods for PET image segmentation in pharyngolaryngeal squamous cell carcinoma [J]. European Journal of Nuclear Medicine & Molecular Imaging, 2012, 39(5):881–891.
- [47] Heuvelmans M A, Oudkerk M. Management of subsolid pulmonary nodules in CT lung cancer screening [J]. Thorax Dis, 2015, 7(7):1103–1106.
- [48] Wanet M, Lee J A, Weynand B, et al. Gradient-based delineation of the primary GTV on FDG-PET in non-small cell lung cancer: a comparison with threshold-based approaches, CT and surgical specimens [J]. Radiother Oncol, 2011, 98(1):117–125.
- [49] Wu K, Ung Y C, Hornby J, et al. PET CT thresholds for radiotherapy target definition in non-small-cell lung cancer; how close are we to the pathologic findings? [J]. In-

- ternational Journal of Radiation Oncology Biology Physics, 2010, 77(3):699-706.
- [50] Schaefer A, Kim Y J, Kremp S, et al. PET-based delineation of tumour volumes in lung cancer; comparison with pathological findings [J]. European Journal of Nuclear Medicine & Molecular Imaging, 2013, 40(8):1233-1244.
- [51] Sharif M S, Abbod M, Amira A, et al. Artificial neural network-based system for PET volume segmentation[J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2010, 105610:1-11.
- [52] Zhang Y, Hu J, Lu H J, et al. Determination of an optimal standardized uptake value of fluorodeoxyglucose for positron emission tomography imaging to assess pathological volumes of cervical cancer; a prospective study [J]. Plos One, 2016, 8(11):1-7.
- [53] Chen S W, et al. Which FDG/PET parameters of the primary tumors in colon or sigmoid cancer provide the best correlation with the pathological findings? [J]. European Journal of Radiology, 2013, 82(9):405-410.
- [54] Buijssen J, et al. FDG-PET provides the best correlation with the tumor specimen compared to MRI and CT in rectal cancer [J]. Radiother Oncol, 2011, 98(2):270-276.
- [55] Bai J, Song Q, Wu X. Globally optimal lung tumor co-segmentation of 4D CT and PET images [J]. The International Society for Optical Engineering, 2013, 8669(6):1-7.
- [56] Li H, Bai J, Wu X, et al. Semi-automated co-segmentation of tumor volume using multimodality PET-CT in non-small cell lung cancer (NSCLC) [J]. Journal of Cancer and Clinical Research, 2014, 1(3):1-6.
- [57] Song Q, Chen M, Bai J, et al. Surface-region context in optimal multi-object graph-based segmentation; robust delineation of pulmonary tumors [J]. Information Processing in Medical Imaging, 2011, 22(8):61-72.
- [58] Fried D, Zhang L, Fave X, et al. MO-DE-207B-10; impact of morphologic characteristics on radiomics features from contrast-enhanced CT for primary lung tumors [J]. Medical Physics, 2016, 43(6):3706-3706.

#### 作者简介



**方玲玲** 女, 1985 年生于辽宁省葫芦岛. 辽宁师范大学讲师, 大连理工大学博士后在站. 研究方向为医学图像处理、图像分割.

**邱天爽** 男, 1954 年生于辽宁省抚顺. 大连理工大学教授, 博士生导师. 主要从事信号处理及医学图像信息处理方面的教学与研究.

E-mail: qutsh@dlut.edu